复杂环境下肉牛三维点云重建与目标提取方法

李嘉位[1,3]，马为红[2,3*]，李奇峰[2,3]，薛向龙[2,3]，WANG Zhiquan[4]

（1. 中国农业大学 信息与电气工程学院，北京 100091；2. 北京市农林科学院信息技术研究中心，北京 100097；3. 国家农业信息化工程技术研究中心，北京 100097；4. Faculty of Agricultural，Life and Environmental Sciences，University of Alberta，Edmonton，T6G 2R3，Canada）

摘　要：基于点云采集技术的非接触式测量能够缓解肉牛在采集体尺体重等参数时的应激问题，但采集肉牛的三维数据耗时长且易受环境干扰而产生大量无关噪点，难以适应实际养殖环境需求。为解决该问题，本研究开发了一种非接触式肉牛三维点云重建与目标提取系统与方法，采集的肉牛三维点云可为肉牛育种育肥提供大量标准化和三维量化表型数据。三维点云采集系统由Kinect DK深度相机、红外对射光栅触发器和射频识别（Radio Frequency Identification，RFID）触发器组成，可在肉牛自由通过步行道的瞬间实现肉牛点云的多角度瞬时采集。肉牛点云目标提取方法基于C++语言与点云处理库（Point Cloud Library，PCL）开发，通过空间直通滤波、统计学离群点滤波、随机抽样一致（Random Sample Consensus，RANSAC）形态拟合与点云抽稀、基于降维密度聚类的感知盒滤波等算法有效滤除与肉牛紧贴的栏杆等干扰，不破坏点云的完整性，实现肉牛点云的三维重建与分析。在养殖场中对20头肉牛进行了124次点云采集与目标提取试验。结果表明，重建的肉牛三维模型与肉牛真实形态1:1对应，系统的采集成功率为91.89%，采集的点云与真实值相比，体尺重建误差为0.6%。该系统与方法可以在无人干预的情况下，实现多角度肉牛点云数据的自动采集与三维重建，并从复杂环境中自动提取目标肉牛的点云，为非接触式肉牛体高、体宽、体斜长、胸围、腹围和体重等核心表型参数的测量提供重要的方法支撑，促进肉牛育种和育肥的标准化管理。

关键词：肉牛点云；三维重建；点云处理；自动采集；目标提取；非接触测量

中图分类号：S872；TP391.4　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：SA202206003

引用格式：李嘉位, 马为红, 李奇峰, 薛向龙, WANG Zhiquan. 复杂环境下肉牛三维点云重建与目标提取方法[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(2): 64-76.

LI Jiawei, MA Weihong, LI Qifeng, XUE Xianglong, WANG Zhiquan. Automatic acquisition and target extraction of beef cattle 3D point cloud from complex environment[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(2): 64-76. (in Chinese with English abstract)

1　引　言

近五十年来，世界牛肉供应量持续增长，但在肉类总供应量占比中逐年下降，已经被禽肉和猪肉产量超越，这种下降趋势主要由牛肉行业的生产力低于其他牲畜品种导致[1]。在这种情况下，提高肉牛个体的产肉能力与养殖成本控制成为肉牛产业发展的关键[2]，精细化养殖（Precision Livestock Farming，PLF）是改善肉牛生产力与成本控制的途径之一[3]。

精细化养殖，即通过信息技术自动监控单一动物的成长过程，并随时调整饲喂与养殖策

收稿日期：2022-06-02

基金项目：国家重点专项国际合作项目（2018YFE0108500）

作者简介：李嘉位（1992—），男，博士研究生，研究方向为畜牧信息化。E-mail：lijiawei@cau.edu.cn

*通信作者：马为红（1987—），男，博士，高级工程师，研究方向为智慧畜牧。E-mail：maweihong01@163.com

略[4]。而在规模化肉牛养殖与育种中，肉牛体型体重与体尺参数等表型数据的测定是饲喂与养殖策略调整的基础性关键内容[5]，是肉牛遗传育种中性能测定的重要数据[6]，对遗传力与遗传价值评估有重要意义[7]。通过手工采集肉牛的表型数据是主流检测方法，但会引起严重的动物应激反应[8]，导致动物采食量下降、临时性的降低生长发育速度，养殖成本上升。

为解决人工采集肉牛表型数据引起动物应激的问题，非接触式体尺测量方法被提出。通过图像或点云数据可以对肉牛的体重、体尺等数据进行采集[9]。如许绘香[10]提出了一种基于改进CenterNet的智能测量算法实现了肉牛体尺的自动测量。Cozler等[11]利用Morpho3D扫描设备采集了荷斯坦奶牛整个牛体的3D图像，将激光投射到母牛身上产生激光条纹，并由对应的相机捕获，以此提取奶牛的3D信息并成功计算体尺。薛广顺等[12]通过双视角的RGB相机实现了复杂背景下牛体三维点云的重建与提取，但存在匹配点获取不均匀等问题，获取的三维点云数据存在缺失。Cominotte等[9]将深度图像中的距离值作为固定阈值提取肉牛几何特征，根据图像的像素值计算牛体体长、体宽、胸高和臀高等体尺数。Nan等[13]基于深度图像研究了一种基于模板匹配奶牛身体提取与分割算法，该算法可在单一视角的深度图像中，对牛头、躯干部和腹部等区域进行自动分割。Martins等[14]通过Kinect 3D相机从侧面和背面获取了母牛的3D数据并将其用于预测母牛体重，但容易被实际养殖中的杂乱环境干扰。在以生猪为对象的研究中，三维点云数据采集也被广泛应用，如王可等[15]基于单视角3D相机通过镜像重建的方式构建了猪只点云采集与体尺测量算法，但该方法对猪的姿态有一定要求。Pezzuolo等[16]使用两台3D相机从不同角度获取猪只点云等，但该方法要求动物静止且精度受限，不适合实际生产应用。尹令等[17]设计了多帧融合算法提取生猪点云，但相关研究中仍存在噪点滤除困难、在真实养殖环境中适用性差、容易受动物姿态影响、三维重建精度不高等问题。

本研究针对肉牛通道内行走中的肉牛点云获取难度大、肉牛目标提取不完整、紧贴肉牛的通道栏杆噪点滤除困难等问题，设计了一套适用于肉牛实际养殖环境的多视角点云自动采集系统，实现三维点云数据的自动采集与重建，并从重建的点云数据中完整提取肉牛目标点云。提取的肉牛目标点云数据精度高、还原度强，可以为肉牛体尺计算、体重估测等实际应用需求提供可靠的数据基础。

2 材料与方法

2.1 肉牛三维点云采集系统搭建

为实现肉牛三维点云的实时和自动化采集，设计了一套肉牛三维点云采集系统。该系统可以架设于肉牛的常规通道上，在肉牛通过时自动实现触发与多角度深度图像数据采集。

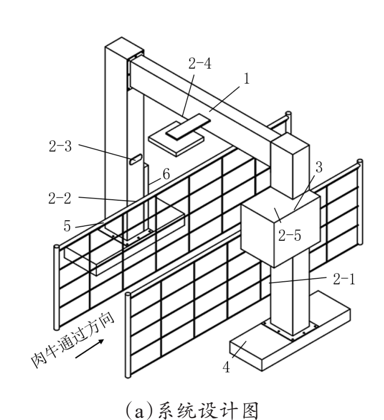
2.1.1 系统设计

系统主要由Kinect DK深度相机、射频识别（Radio Frequency Identification，RFID）识读器、对射光栅器、工控机、肉牛通道和支撑底座等组成，呈龙门架样设计。其中Kinect DK共部署五台，分别在龙门支架的顶部横梁、左侧支架和右侧支架中点上用于原始深度图像数据的采集。顶部的Kinect DK相机部署于顶部横梁中心的位置。RFID识读器与红外对射光栅传感器用于识别肉牛通过通道并触发同步采集信号，工控机负责所有系统之间的通讯、控制及数据的处理。系统结构与实物如图1所示。

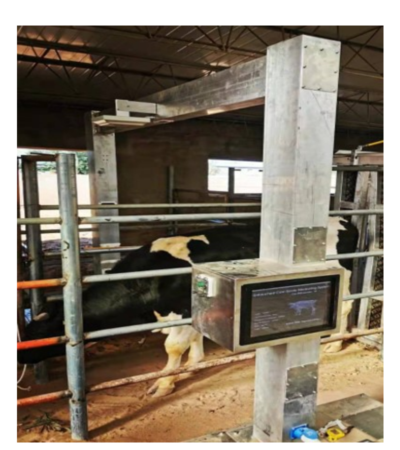
2.1.2 系统主要参数

为实现肉牛在自然通行状态下完成多角度三维数据采集，降低采集过程中肉牛出现应激反应的可能性，选择不同的通道尺寸、RFID感应距离与触发策略，实现在尽可能节省空间的前提下，使不同尺寸的肉牛通过瞬间，均可自动触发肉牛点云的完整采集，经过在肉牛养殖厂内进行初步测试与试验，最终确定系统关键参数如表1所示。

以上参数可保证肉牛顺利通过肉牛三维点云



(a)系统设计图



(b)系统实物图

注:1.RFID 识读器 2.Kinect DK 深度相机 3. 工控机 4. 支撑底座 5. 肉牛通道 6. 红外对射光栅传感器

图 1 肉牛点云三维点云采集系统

Fig. 1 3D point cloud acquisition system for beef cattle

采集系统，不会出现转身后退等异常情况。同时可以保证在肉牛每次到达系统的正下方的瞬间，系统被有效触发并采集点云数据。

2.1.3 数据采集流程

由于肉牛通过速度快、姿态变化大，需要对系统的触发逻辑与五个 Kinect DK 深度相机采集算法的实时性进行规划设计。

本系统采用双逻辑序列触发结构，通过同步信号驱动五台 Kinect DK 深度相机，保证肉牛通过时可以有效触发采集且不会在同一时刻对同一肉牛进行多次非必要采集。

系统触发与采集逻辑如图2所示。当肉牛到达系统正下方的瞬间，光栅传感器被触发，触发信号到达工控机的瞬间，驱动 RFID 识读器阅读肉牛耳标编号，当有效耳标被读取时，系统同时向五台 Kinect DK 相机发送采集命令，实现深度图像的瞬间采集。

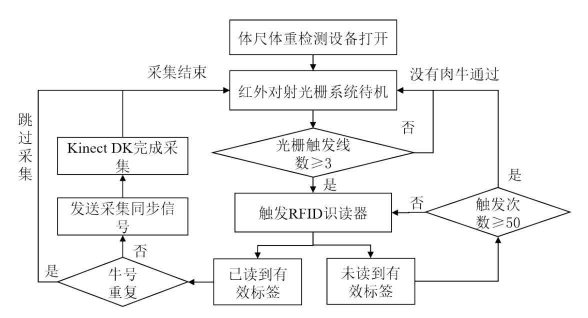


图 2 肉牛三维点云采集自动触发与采集逻辑

Fig. 2 Automatic triggering and acquisition logic of beef cattle 3D point cloud acquisition system

特别地，若同一头肉牛停留在采集区内会引起非必要的多次采集，对此添加判断逻辑，仅在相邻两次触发肉牛编号不同时触发深度相机采集操作。

2.2 肉牛点云数据采集

试验场地为甘肃省武威市古浪县甘肃迅驰优牛农牧有限公司的肉牛养殖场，将肉牛三维点云采集系统架设于养殖场的肉牛转场通道上，在肉牛通过的瞬间进行自动采集多视角三维点云数据，采集时间为2021年9月9日～9月20日。

表 1 肉牛三维点云采集系统主要参数

Table 1 Main parameters of beef cattle 3D point cloud acquisition system

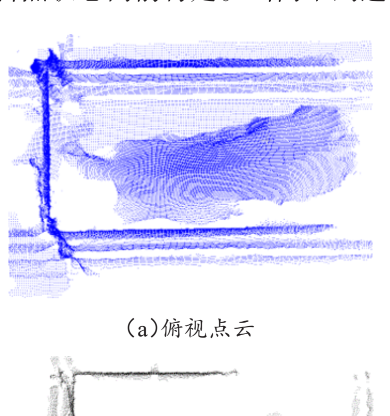
参数类别	数值	参数类别	数值
两侧支架高度(H)/mm	2300	RFID识读器感应距离(D)/ mm	1900
衡量支架跨度(S)/mm	2290	对射光栅光点数目(N)/个	4
深度相机视角广度(A)/(°)	120×120	对射光栅点间距(L)/cm	10
深度相机测距精度(P)/mm	17	工控机内存容量(C)/GB	8
工控机处理器版本(V)	I5-7500	栏杆宽度(T)/cm	750

选择11～13月龄的荷斯坦肉用公牛20头，体重介于283～389 kg之间，试验前在右耳处为其佩戴定制的超高频RFID标签。试验中，驱赶肉牛进入转场通道。转场通道可保证肉牛可以不受约束地以自然状态向前通行，同时肉牛无法在通道内转身或掉头返回。

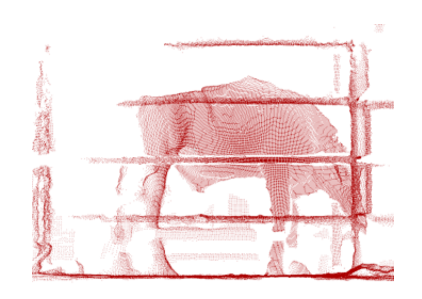
深度图像采集系统架设于转场通道的中间部分，不与肉牛接触且对肉牛通行不构成干扰。试验人员从远端将肉牛驱赶进入转场通道，转场通道入口距深度图像采集系统约60 m。此阶段内，使肉牛以自然状态向前行走。当肉牛到达深度图像采集系统的正下方时，根据触发算法逻辑进行多视角深度图像自动采集。试验周期内，每头肉牛以自然状态通过转场通道若干次，共采集深度图像数据124组。

2.3 肉牛点云三维重建

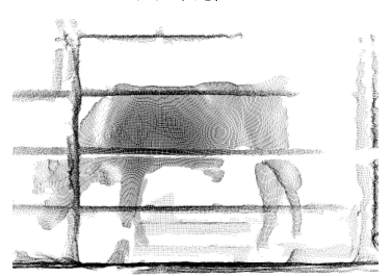
将Kinect DK系统采集的深度图像转换为点云数据，根据相机的位置关系确定系统点云需要旋转的角度与平移距离后，通过旋转矩阵对左侧融合点云、右侧融合点云进行转换后，与俯视点云合并，构成合成点云如图3所示。



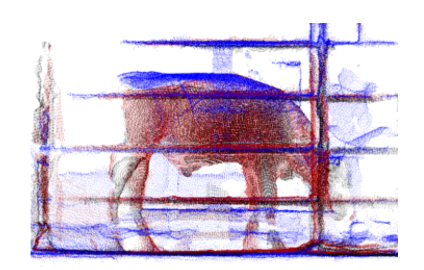
(a)俯视点云



(b)左侧融合点云



(c)右侧融合点云



(d)合成点云

图3 肉牛通道内多角度点云融合过程

Fig. 3 Multi-angle point cloud fusion process in beef cattle channel

2.4 肉牛点云目标提取

为从复杂环境中提取肉牛目标点云，本研究基于PCL点云库与C++语言开发了一套肉牛点云提取算法，包含点云滤波与点云抽稀、肉牛点云目标提取等两部分，最终实现复杂环境下肉牛三维点云目标提取，算法流程如图4所示。

2.4.1 点云滤波与抽稀

由于采集环境复杂、遮挡物较多，采集的点云中有大量无关数据点，为使点云处理有效、准确，首先对点云进行预处理，即对点云数据进行空间直通滤波与统计学滤波，并对滤波后的点云数据进行抽稀处理。

（1）空间直通滤波。基于点云环境噪点的空间分布特征，首先在x、y、z三个坐标维度定义点云直通滤波器，以获取肉牛点云通道内的感兴趣区域。

（2）统计学离群点滤波。为了去除噪点影响，基于点的高斯分布特征通过统计学分布方式[18]进行滤波。设肉牛点云中某点坐标为$Gi(x_i, y_i, z_i)$，该点到邻域内任意一点

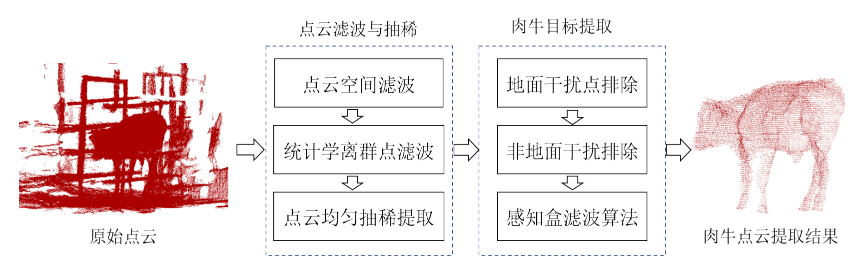


图4 肉牛三维点云目标提取算法流程

Fig. 4 3D point cloud of beef cattle target extraction algorithm flow

$Fn(x_n, y_n, z_n)$ 的距离 d_i 为：

$$d_i = \sqrt{(x_n - x_i)^2 + (y_n - y_i)^2 + (z_n - z_i)^2} \quad (1)$$

遍历点云内所有的点，得到点距平均值 D 为：

$$D = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} d_i \quad (2)$$

遍历点云内所有的点，得到每个点邻域距离平均值 M 为：

$$M = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} D_i \quad (3)$$

其对应标准差 K 为：

$$K = \frac{1}{n}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(d_i - M)^2} \quad (4)$$

针对肉牛点云内每个点，计算其与邻域内所有点的距离均值，定义可接受范围上下限分别为：

$$H = M + K \cdot R \quad (5)$$

$$G = M - K \cdot R \quad (6)$$

其中，H 为可接受的距离上限；G 为可接受的距离下限；R 为判断倍率。

当该点距离均值dk介于可接受上下限之间时，该点保留，否则被视为离群点滤除。本研究将 R 设定为0.8，滤波结果如图5所示。

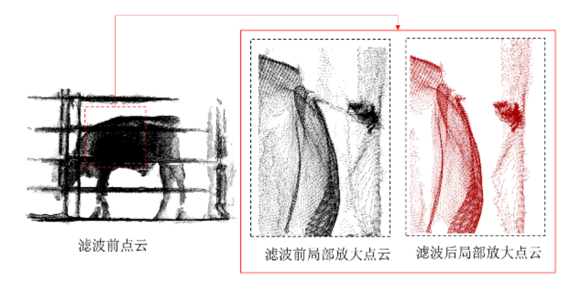


图5 肉牛点云离群点滤除过程

Fig. 5 Outlier filtering process of beef cattle point cloud

（3）点云均匀抽稀。肉牛点云由不同视角深度相机采集的数据合成得到，导致数据存在冗余，影响后续计算。本研究基于八叉树原理[19]为采集的点云数据建立三维体素栅格，在每个小的三维立方体内，通过体素中所有点的重心点来代表该体素，实现点云的均匀抽稀。八叉树抽稀系数设定为7。

2.4.2 肉牛目标初步提取

经过滤波与降采样后的点云中，既包括了肉牛的点云，还包括了地面点云、栏杆点云等物体，需要提取其中属于肉牛的点云簇。

（1）地平面干扰排除。RANSAC算法[20]可以针对不同的几何形状进行有效的拟合与识别。本算法将其用于地平面点云的识别。检查所有点之间的几何关系后，得到若干符合形态要求的平面，从而获取所有属于地平面的点，算法流程如表2所示。

表2 地板干扰滤除试验的RANSAC平面识别算法流程

Table 2 RANSAC plane recognition algorithm process for floor interference filtering test

步骤	执行内容
1	从肉牛点云中随机选取三个点作为一个元组 G
2	由元组 G 确定一个平面 P
3	点云内到平面P的距离小于20的所有点加入平面 P
4	若该平面点云的Z坐标跨度超过600，回到步骤1重新执行
5	迭代次数达到N或点数达到2000时，提取结束。否则重复步骤1～4

本研究中算法流程迭代次数 N 判别式为：

$$N = \frac{\lg(1 - P)}{\lg(1 - L^k)} \quad (7)$$

$$P = 1 - (1 - L^k)^N \quad (8)$$

其中，P为采样到属于地面的k个点的概率；L为牛舍地面的点在全部点中的平均占比，为先验值，本研究中L=0.25；K为点云中需要被识别为平面的点个数，个。

（2）非地面干扰排除。在地面滤除后，仍存在其他环境点云干扰（如侧面栏杆等）。因干扰部分与点云存在一定密度差异与距离差异，本研究将密度聚类算法（Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise，DBSCAN）[21]用于噪点滤除，聚类结果如图6所示。点云聚类过程中，聚类领域距离系数设置为67，聚类下限点数设置为40。提取结果如图6所示。

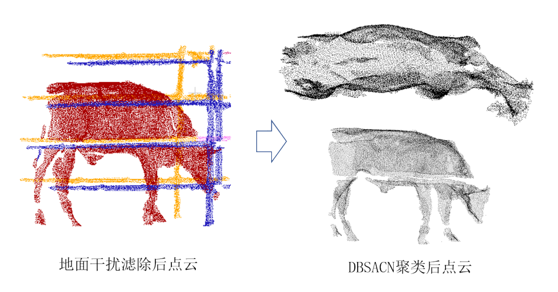


图6　肉牛点云非地面干扰滤除过程

Fig. 6 Non-ground interference filtering process of beef cattle point cloud

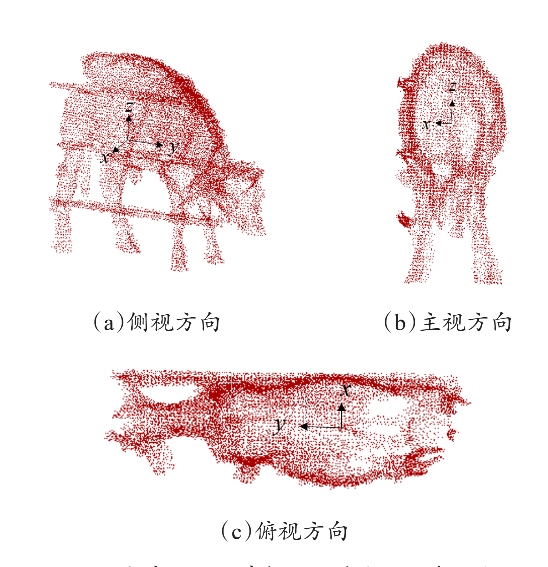
2.4.3　基于降维密度聚类的感知盒滤波

通过统计学滤波与DBSCAN聚类可以滤除大部分环境干扰，但这些方法不能有效地将紧贴肉牛的栏杆干扰滤除。

栏杆普遍存在于所有的养殖场内，肉牛身体与栏杆紧贴时严重影响点云采集效果，如图7所示。肉牛身体与栏杆紧密相贴，现有的点云处理算法很难在不影响肉牛点云完整性的情况下将栏杆干扰有效滤除。为解决此问题，提出基于降维密度聚类特征的三维感知盒栏杆滤波算法。图7中平行于栏杆指向肉牛前进方向为三维点云的y轴正方向，肉牛前进方向的右侧为x轴正方向，由地面指向天空为z轴正方向。

该算法由两个主要部分组成，分别是降维投影密度聚类栏杆识别和三维感知盒噪点滤波，具体流程如图8所示。

在降维投影密度聚类栏杆识别中，通过点云



（a）侧视方向　（b）主视方向

（c）俯视方向

图7　肉牛目标初步提取后残留的栏杆干扰

Fig. 7 Residual railing disturbance after preliminary extraction of beef cattle target

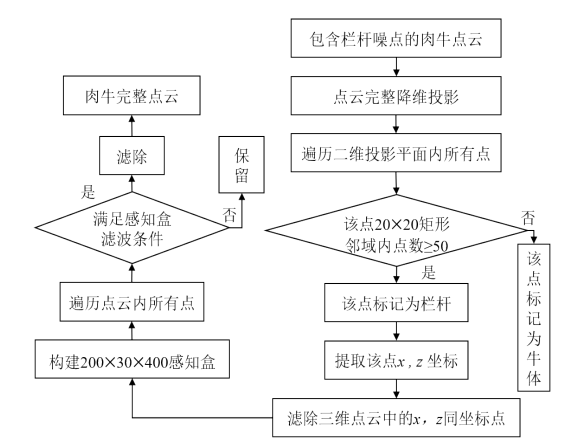


图8　针对肉牛点云中栏杆噪点的识别与去除算法流程

Fig. 8 Recognition and removal process of railing noise in beef cattle point cloud

降维投影图的密度差异区分栏杆噪点与肉牛点云；在三维感知盒噪点滤波中，通过三维点云分布特征进一步滤除剩余的栏杆噪点。具体如下。

（1）降维投影密度聚类栏杆识别。沿y轴方向，栏杆点云的分布密度显著高于肉牛点云。基于此特征，首先将点云内所有的点沿y轴在xz平面上进行垂直降维投影。在投影后的二维点云中，针对每个点构建20 mm×20 mm的矩形框，统计每个矩形框内点数密度分布如图9所示。

图9表明栏杆点云的矩形邻域内点数显著大

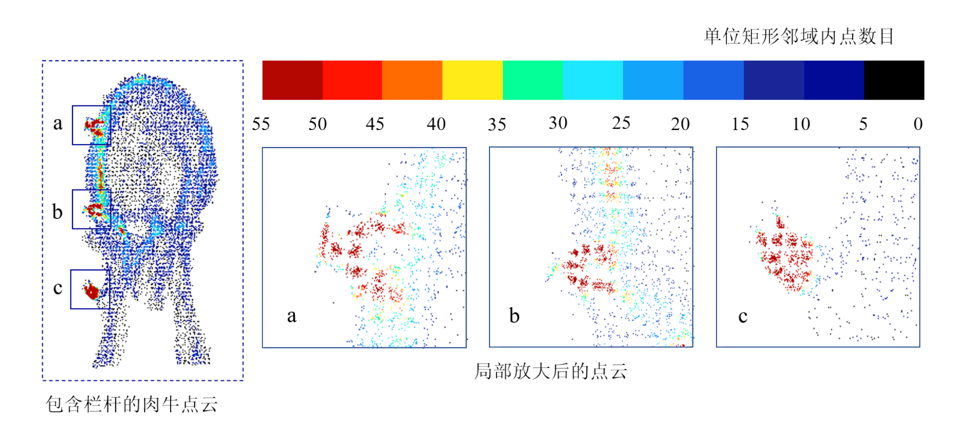


图9 降维点云中各点矩形邻域密度特征分布

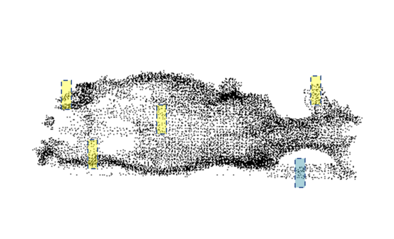
Fig. 9 Density characteristic distribution of the rectangular neighborhood for each point in dimensionality-reduced point clouds

于非栏杆的点，所以将矩形邻域内点数大于50的点识别为栏杆，提取这些点栏杆点的（*x*，*z*）坐标值，并还原到三维点云内，将所有（*x*，*z*）坐标与栏杆点相同去除，实现栏杆噪点的滤除。

但由于栏杆点云边缘处密度较小，与肉牛点云相近，仍有部分残余的栏杆未被滤除。

（2）三维感知盒噪点滤波。通过降维投影密度聚类滤波后，仍有部分栏杆噪点未被除，但这些点已经与肉牛点云分开，为进一步滤波提供了条件。

针对这种情况，选取特定比例的三维感知盒用于点云噪点的识别，感知盒尺寸为200 mm×30 mm×400 mm，如图10所示，依次以每个点为质心构建三维感知盒。图中蓝色部分为栏杆噪点构造的感知盒，黄色部分为肉牛点构造的感知盒。栏杆噪点的感知盒（蓝色）中点的数目少于属于牛体的点的感知盒（黄色）内点数，且栏杆噪点分布于肉牛点云两侧。



(a)俯视方向



(b)侧视方向

图10 栏杆云噪点滤除感知盒构建示意

Fig. 10 Schematic diagram of perception box construction for railing point cloud noise filtering

根据以上特征，确定感知盒滤波条件如下：

条件① 该点的感知盒内点数>21；

条件② 设点云的x轴最大坐标值为V，最小坐标值为E，该点的x坐标s满足：

$$\frac{V+E}{2}-0.3(V-E)\leqslant s\leqslant\frac{V+E}{2}+0.3(V-E) \quad (9)$$

当同时满足条件①与条件②时，将其标记为牛体点，否则将其标记为栏杆噪点，实现剩余栏杆噪点的滤除。基于降维密度聚类的感知盒滤波结果如图11所示。可以看出，与肉牛紧贴的栏杆干扰已经被有效滤除，而肉牛点云本身并未受到显著影响。

3 结果与分析

针对20头肉牛共进行124次采集试验，试验过程中肉牛以任意姿态通过系统且不停留，系统自动进行点云数据采集，并针对采集的点云数据进行肉牛目标点云的提取。其中13个点云因存在粉尘与阳光干扰导致采集残缺过大予以舍弃，采集有效点云肉牛点云111组。

3.1 肉牛点云提取与重建结果

当点云可以完整反映肉牛身体状态，且点云中不包含明显的干扰点时，认为点云采集成功，

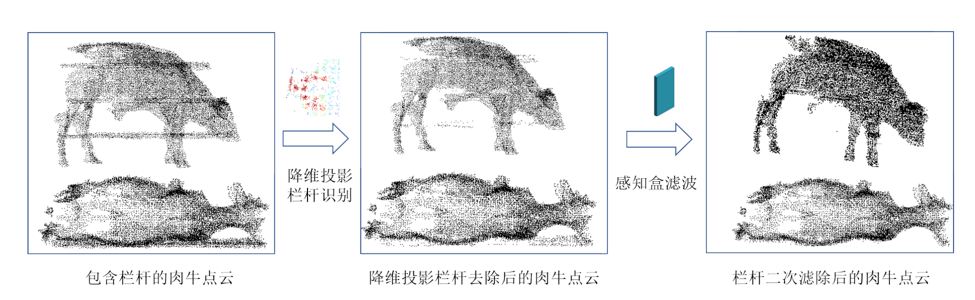


图 11　基于降维密度聚类和感知盒特征的栏杆点云滤除结果

Fig. 11 Filtering results of railings based on dimensionality-reduced density clustering and perceptual box features

点云采集与肉牛点云提取成功的部分结果如图12所示。

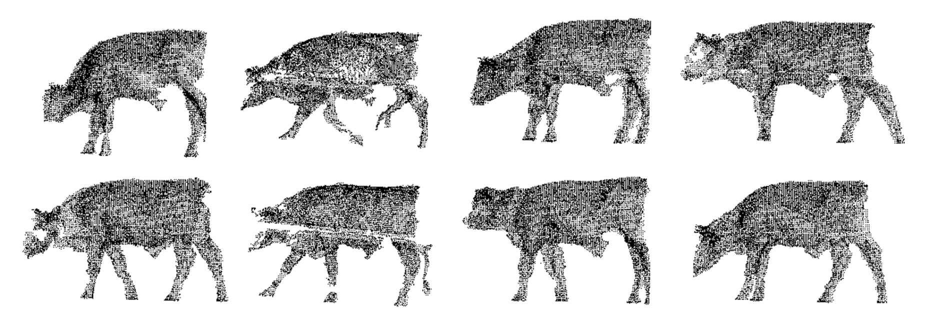


图 12　三维肉牛点云采集成功结果

Fig. 12 3D beef cattle point cloud processing results

同时，部分肉牛点云中因为错误的滤波与提取，导致肉牛点云出现了明显的部分残缺或噪点干扰，此类点云被定义为采集失败的结果。其中第一类采集失败的点云指采集到了残缺的肉牛点云，即处理后的肉牛点云中，出现了肉牛某些关键部位的缺失（如腿部、头部等）；第二类采集失败的点云指的是提取错误的点云，即未能将环境干扰成功去除，在肉牛点云结果中包含了不应出现的点云。点云处理结果如表3所示。结果表明，本方法可以有效地采集并提取到有效的肉牛三维点云目标，但存在一定的错误。主要的错误是提取到肉牛点云之外的目标和提取到残缺的肉牛点云，这些问题在第4节中进行讨论。

表3　肉牛点云采集与目标提取测试结果

Table 3 Beef cattle point cloud collection and target extraction test results

类别	采集的点云特征	次数/次	所占比例/%
采集成功点云	点云完整无干扰	102	91.89
第一类采集失败点云	残缺的肉牛点云	3	2.70
第二类采集失败点云	提取错误的点云	6	5.41

3.2 肉牛点云重建精度

本系统采集的点云坐标与真实距离对应。为了验证肉牛重建点云的具体数值精度，本研究选取体高值为代表定量研究点云对真实肉牛的还原程度。针对20头试验肉牛，为每头肉牛选择近似直立状态的2个点云数据，通过手工选择测量点的方式，在点云中测量肉牛的体高值。并通过卷尺直接测量牛体的体高结果进行对比研究，对比结果如表4所示，表中点云测量结果为2次人工选点测量的平均值。

表4结果表明，本方法采集的肉牛点云与真实距离的平均误差为0.6%（以体高为例），点云重建与提取方法具有较高的还原度与重建精度，可以为肉牛非接触式体尺测量、特征提取等研究提供可靠的高维度数据，从而降低人工劳动成本和被测牛只应激反应。

表 4　点云测量精度验证试验结果

Table 4　Results of point cloud accuracy verification test

序号	点云测量体高/cm	卷尺测量体高/cm	误差/%	序号	点云测量体高/cm	卷尺测量体高/cm	误差/%
1	135	133	1.5	11	138	139	0.7
2	140	141	0.7	12	135	133	1.5
3	139	139	0.0	13	127	128	0.8
4	142	143	0.7	14	137	137	0.0
5	126	128	1.6	15	138	138	0.0
6	146	146	0.0	16	128	130	1.5
7	142	141	0.7	17	144	144	0.0
8	132	131	0.8	18	147	148	0.7
9	135	136	0.7	19	136	136	0.0
10	132	132	0.0	20	130	129	0.8

3.3 肉牛点云提取优势

与前人研究相比，本方法不要求动物在测量过程中保持静止，点云触发与采集实现自动控制。同时，针对实际养殖通道内采集点云数据的滤波与牛体提取提出了一种新的轻量级处理算法，使肉牛三维点云采集在实际生产中的应用成为了可能。

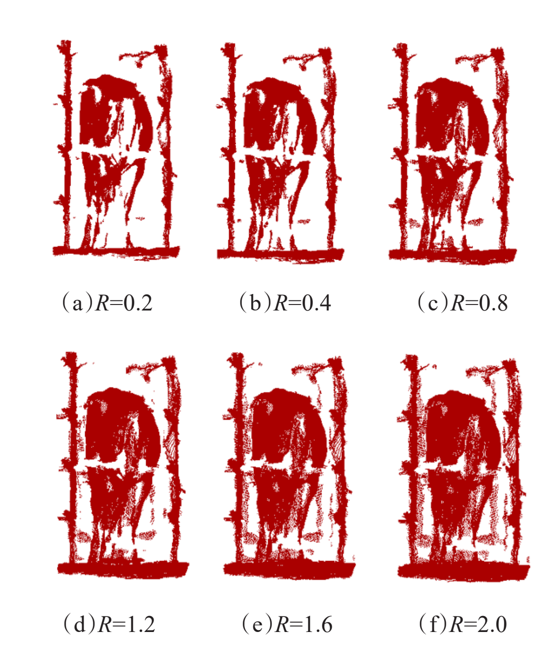
重建的肉牛三维点云模型是肉牛真实形态的1:1完整复制，养殖人员可以在重建的肉牛三维模型中任意选择需要测量的位置，从模型中获得肉牛的体尺参数，还可以直接通过三维点云模型观测肉牛的其他典型体型特征，实现肉牛特征的非接触式测量。重建的肉牛三维点云模型可以和肉牛耳标编号对应保存在远程服务器上。

4　讨　论

肉牛点云滤波与目标提取中选择不同策略对肉牛点云提取存在一定影响，结合实际环境因素与养殖场试验情况，对其中的若干关键问题进行讨论。

4.1 离群点滤波对结果的影响

针对公式（5）与公式（6）中的判断倍率参数R进行讨论，当R值较小时，将有更多的点被滤除，使非肉牛的点云与肉牛点云更好地分离，解决点云冗余问题。通过改变R值进行测试，当R值不同时，离群点统计学滤波的效果如图13所示。



（a）R=0.2　（b）R=0.4　（c）R=0.8

（d）R=1.2　（e）R=1.6　（f）R=2.0

图 13　不同倍率参数（R值）的离群点滤除结果

Fig. 13　Outlier filtering results for different R values

图13可以看出，随着R值的升高，滤波的强度逐渐增大。当R≥1.2时，肉牛与栏杆点云之间仍存在大量粘连与噪点，不满足后续处理的需求。当R=0.2，0.4，0.8时，环境干扰被明显滤除且肉牛和栏杆的点云出现了有效分离，这对肉牛点云提取流程而言是可以被接受的。当R=0.2或0.4时，肉牛点云出现了较大的残缺，这对肉牛点云的提取构成了明显干扰。

为了进一步量化讨论倍率参数R对效果的影响，针对20组肉牛点云，通过试验获取了不同R值下的滤波效果。滤波效果通过剩余点云比例Q

进行评价，定义为：

$$Q = \frac{Na}{Nr} \tag{10}$$

其中，Nr 为滤波前点云的总点数，个；Na 为滤波后点云的总点数，个。

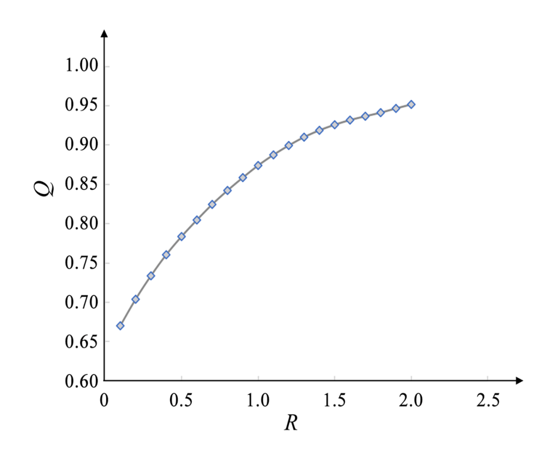


图 14 倍率参数 R 对滤波结果的影响

Fig. 14 The effect of R on filtering results.

图 14 可以看出，R 值在提高至 1.2 时，Q 值的斜率开始显著下降。为研究 R 值对最终提取结果的影响，选取当 R 值为 0.2、0.4、0.6、0.8、1.0、1.2 时，重复全部肉牛点云提取过程，结果如表 5 所示。可以看出，随着 R 值降低，错误提取的数量得到了明显下降，但是因为滤波的强度被过分地增强，导致最终处理得到残缺点云的数量出现了大幅上升，所以针对 R 值的选择仍应保持在 0.8 附近。当对点云完整性要求不高时（如仅关注肉牛身体部位而忽略头部等），可适当降低 R 值，从而减少肉牛点云提取错误的情况。

表 5 肉牛目标提取重复试验结果

Table 5 Results of repeated experiments on target extraction in beef cattle

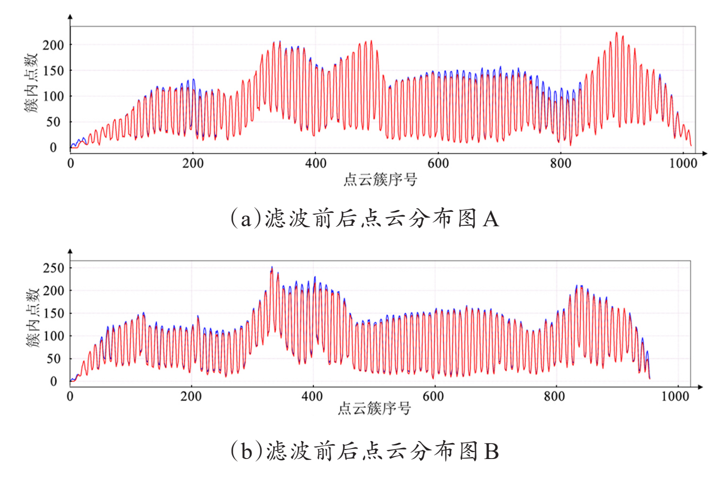
滤波系数 R 值	提取残缺点云数目/个	提取残缺点云所占比例/%	提取错误点云数目/个	提取错误点云所占比例/%
1.2	2	1.80	9	8.10
1.0	3	2.70	7	6.31
0.8	3	2.70	6	5.41
0.6	7	6.31	5	4.50
0.4	16	14.41	2	1.80
0.2	39	35.14	0	0

4.2 感知盒滤波算法效果讨论

在 2.4.3 中，为滤除与肉牛紧贴的栏杆点云干扰，本研究定义了基于降维密度聚类特征的三维感知盒栏杆滤波算法。

为了量化评价滤波的效果，将采集的肉牛的体长方向（y 轴方向）以 5 mm 为宽度、2 mm 为步长，将肉牛点云切割成若干点云簇，针对通过感知盒滤波前后的点云，将每个点云簇内的点数进行统计，结果如图 15 所示。

图 15 列举了感知盒滤波前的点数分布对比。其中蓝色曲线表示感知盒滤波前的点云分布，红色曲线表示感知盒滤波后的点云分布。图中可以看出，通过 200 mm×30 mm×400 mm 的感知盒



(a)滤波前后点云分布图 A

(b)滤波前后点云分布图 B

图 15 感知盒滤波前后点云分布对比

Fig. 15 Perceived box filtering before and after comparison

进行滤波后，肉牛点云数目变化趋势不大，分布特征未出现明显变化。同时，点数明显减少的位置主要集中于400～500的位置与600～800的位置，这些坐标对应着肉牛腹部、肩部、胸部区域内与栏杆噪点向贴的位置。

以上情况说明本方法在有效滤除干扰的同时，对肉牛点云本身的影响较小且可以接受。但试验中发现，针对本身存在较大残缺的点云来说，感知盒滤波可能会将残缺的点云扩大。

4.3 其他客观因素对结果的影响

栏杆对肉牛点云的遮挡、环境中的阳光与粉尘等客观因素对点云采集、肉牛目标提取的结果有一定影响，具体如下。

（1）栏杆的点云的遮挡。栏杆部分是肉牛通道的必要组成，但遮挡了肉牛的身体，使采集的点云出现断层。由于栏杆的遮挡，肉牛腿部与躯干相连的部分、头部等区域存在部分缺失，采集过程中应尽量降低栏杆直径与数量等。

（2）阳光与粉尘的影响。养殖场试验中共有13组原始点云出现了较大的采集缺失（缺失率超过70%）无法进行处理，被标记为无效点云予以舍弃。这些无效点云是由于强阳光照射或高浓度粉尘导致的。由于系统硬件条件限制，阳光过强或粉尘浓密的场景中，Kinect DK发射的红外光会受到强烈干扰，无法采集提取到完整牛体，如图16所示。



（a）阳光导致的局部缺失



（b）粉尘导致的点云空洞

图16 被严重干扰的肉牛点云数据

Fig. 16 Severely disturbed point cloud data of beef cattle

针对这种问题，减少肉牛通道内的积土厚度，在尘土密集处定期洒水等措施可以明显减少肉牛点云数据出现残缺的情况。此外，在阳光直射时采集需要加装遮光棚以保证肉牛点云采集的完整性。

5 结 论

本研究设计了一套全自动肉牛三维点云数据重建方法与系统，可以在肉牛自由通过的瞬间实现肉牛体型的三维重建。重建的肉牛三维模型与肉牛真实形态1:1对应，养殖人员可以在重建的肉牛三维模型中任意选择需要测量的位置，从模型中获得肉牛的体尺参数、体型特征等信息，实现肉牛特征的非接触式测量。重建的肉牛三维模型可以和肉牛耳标编号对应，可服务于肉牛成长档案与生长评价模型的建立。

（1）研究设计了肉牛点云采集系统，通过红外光栅与RFID双重触发结构实现肉牛点云瞬时非接触式采集，可以实现在肉牛自然状态下的点云自动同步采集，为肉牛三维重建提供可靠的基础数据。

（2）开发了肉牛点云目标提取算法，从复杂环境中提取分离得到肉牛目标点云，并实现肉牛体型的三维重建与还原。提出了基于降维密度聚类的感知盒滤波算法，用于滤除与肉牛紧贴的栏杆干扰，算法在实现噪点滤除的同时，不显著影响肉牛点云的完整性。

（3）经过测试，本系统成功采集肉牛完整点云的成功率为91.89%，以体高值为例的重建点云距离精度误差为0.6%，基于采集的牛点云可用于体尺参数人工测量，替代现场量测工作，实现肉牛表型数据的非接触测量，为肉牛育种评估、养殖场精细化管理提供重要的数据支持。

参考文献：

[1] PULINA G, ACCIARO M, ATZORI A S, et al. Animal board invited review — Beef for future: Technologies for a sustainable and profitable beef industry[J]. Animal, 2021, 15(1): ID 100358,

[2] PULINA G, FRANCESCONI A H D, STEFANON B, et al. Sustainable ruminant production to help feed the planet[J]. Italian Journal of Animal Science, 2017, 16 (1): 140-171.

[3] BARRIUSO A L, VILLARRUBIA GONZALEZ G,

DE PAZ J F, et al. Combination of multi-agent systems and wireless sensor networks for the monitoring of cattle[J]. Sensors, 2018, 18(1): ID 108.

[4] MAKINDE A, ISLAM M M, SCOTT S D. Opportunities for ACI in PLF: Applying animal-and user-centred design to precision livestock farming[C]// The Sixth International Conference on Animal-Computer Interaction. New York, United States: Association for Computing Machinery, 2019.

[5] 曹兵海, 李俊雅, 王之盛, 等. 2020年度肉牛牦牛产业技术发展报告[J]. 中国畜牧杂志, 2021, 57(3): 240-245.
CAO B, LI J, WANG Z , et al. 2020 Annual technical development report of beef cattle and yak industry [J]. Chinese Journal of Animal Science, 2021, 57(3): 240-245.

[6] JVP A, JOSLAINE NOELY DOS SANTOS GONALVES CYRILLO B, LEF B, et al. Evaluation of body weight and hip height in Nellore cows in a tropical environment[J]. Livestock Science, 2020, 233(1): ID 103953.

[7] RAZA S, KHAN S, AMJADI M, et al. Genome-wide association studies reveal novel loci associated with carcass and body measures in beef cattle[J]. Archives of Biochemistry and Biophysics, 2020, 694: ID 108543.

[8] AUGSPURGER N R, ELLIS M. Weighing affects short-term feeding patterns of growing-finishing pigs[J]. Canadian Journal of Animal Science, 2002,82 (3): 445-448.

[9] COMINOTTE A, FERNANDES A F A, DOREA J R R, et al. Automated computer vision system to predict body weight and average daily gain in beef cattle during growing and finishing phases[J]. Livestock Science, 2020, 232: ID 103904.

[10] 许绘香. 基于改进CenterNet的牛体尺智能测量算法[J]. 红外与激光工程:1-7[2022-03-24]
XU H. Intelligent measurement algorithm of cattle body size based on improved CenterNet[J]. Infrared and Laser Engineering: 1-7[2022-03-24]. http://kns.cnki. net/kcms/detail/12.1261. TN. 20220121.1414.004.html

[11] COZLER Y L, ALLAIN C, CAILLOT A, et al. High-precision scanning system for complete 3D cow body shape imaging and analysis of morphological traits[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 447-453,

[12] 薛广顺, 来智勇, 张志毅, 等. 基于双目立体视觉的复杂背景下的牛体点云获取[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(5): 1390-1395.
XUE G, LAI Z, ZHANG Z, et al. Acquisition of points clouds of cattle in complex situation based on binocular stereo vision[J]. Computer Engineering and Design, 2015, 36(5): 1390-1395.

[13] NAN J, KOOTSTRA G, KOERKAMP P G, et al. Segmentation of body parts of cows in RGB-depth images based on template matching[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 180: ID 105897.

[14] MARTINS B M, MENDES A L C, SILVA L F, et al. Estimating body weight, body condition score, and type traits in dairy cows using three dimensional cameras and manual body measurements[J]. Livestock Science, 2020, 236: ID 104054.

[15] 王可, 郭浩, 马钦, 等. 基于单视角点云镜像的猪只体尺测量方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(3): 187-195.
WANG K, GUO H, MA Q, et al. Pig body size measurement method based on mirror reflection of single angle point cloud[J]. Transactions of the CSAM, 2018, 49(3): 187-195.

[16] PEZZUOLO A, GUARINO M, SARTORI L, et al. On-barn pig weight estimation based on body measurements by a Kinect v1 depth camera[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 148: 29-36.

[17] 尹令, 蔡更元, 田绪红, 等. 多视角深度相机的猪体三维点云重构及体尺测量[J]. 农业工程学报, 2019, 35 (23): 201-208.
YIN L, CAI G, TIAN X, et al. Three dimensional point cloud reconstruction and body size measurement of pigs based on multi-view depth camera[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(23): 201-208.

[18] 党倩, 崔阿军, 尚闻博, 等. 采用欧式形态距离的负荷曲线近邻传播聚类方法[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(1): 165-176.
DANG Q, CUI A, SHANG W, et al. Affinity propagation clustering method of typical load curve with euclidean morphological distance[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(1): 165-176.

[19] 王金鑫, 秦子龙, 曹泽宁, 等. 基于八叉树的修正克里金空间插值算法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2021, 42 (6): 21-27.
WANG J, QIN Z, CAO Z, et al. Modified Kriging spatial interpolation algorithm based on octree mechanism[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2021,42(6): 21-27.

[20] YANG L, LI Y, LI X, et al. Efficient plane extraction using normal estimation and RANSAC from 3D point cloud[J]. Computer Standards & Interfaces, 2022, 82: ID 103608.

[21] 陈文龙, 时宏伟. 基于KD树改进的DBSCAN聚类算法[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(2): 305-310.
CHEN W, SHI H. Improved DBSCAN clustering algorithm based on KD tree[J]. Computer Systems & Applications, 2022, 31(2): 305-310.

Automatic Acquisition and Target Extraction of Beef Cattle 3D Point Cloud from Complex Environment

LI Jiawei[1,3], MA Weihong[2,3*], LI Qifeng[2,3], XUE Xianglong[2,3], WANG Zhiquan[4]

(1. *College of Information and Electrical Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing*, *China*, 100091; 2. *Research Center of Information Technology*, *Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences*, *Beijing*, *China*, 100097; 3. *National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture*, *Beijing*, *China*, 100097; 4. *Faculty of Agricultural*, *Life and Environmental Sciences*, *University of Alberta*, *Edmonton, T6G2R3*, *Canada*)

Abstract: Non-contact measurement based on the point cloud acquisition technology is able to alleviate the stress responses among beef cattle while collecting core body dimension data, but the current 3D data collection for beef cattle is usually time-consuming and easily influenced by the environment, which is in fact inapplicable to the actual breeding environment. In order to overcome the difficulty in obtaining the complete beef cattle point clouds, a non-contact phenotype data acquisition equipment was developed with a 3D reconstruction function, which can provide a large amount of standardized 3D quantitative phenotype data for beef cattle breeding and fattening process. The system is made up of a Kinect DK depth camera, an infrared grating trigger, and an Radio Frequency Identification (RFID) trigger, which enables the multi-angle instantaneous acquisition of beef cattle point clouds when the beef cattle pass through the walkway. The point cloud processing algorithm was developed based on the C++ platform and Point Cloud Library (PCL), and 3D reconstruction of beef cattle point clouds was achieved through spatial and outlier point filtering, Random Sample Consensus (RANSAC) shape fitting, point cloud thinning, and perceptual box filtering based on the dimensionality reduction density clustering to effectively filter out the interference, such as noises from the railings close to the beef cattle, without destroying the integrity of the point clouds. In the present work, a total of 124 sets of point clouds were successfully collected from 20 beef cattles on the actual farm using this system, and the target extraction experiments were completed. Notably, the beef cattle passed through the walkway in a natural state without any intervention during the whole data collection process. The experimental results showed that the acquisition success rate of this device was 91.89%. The coordinate system of the collected point cloud was consistent with the real situation and the body dimension reconstruction error was 0.6%. This device can realize the automatic acquisition and 3D reconstruction of beef cattle point cloud data from multiple angles without human intervention, and can automatically extract the target beef cattle point clouds from a complex environment. The point cloud data collected by this system help to restore the body size and shape of beef cattle, thereby provide solid support for the measurement of core parameters such as body height, body width, body oblique length, chest circumference, abdominal circumference, and body weight.

Key words: beef cattle point cloud; 3D reconstruction; point cloud processing; automatic acquisition; target extraction; non-contact measurement